مجلّهٔ جغرافیا و توسعهٔ ناحیه‌ای، سال شانزدهم، شمارهٔ ۱، بهار و تابستان ۱۳۹۷، شمارهٔ پیاپی ۳۰

DOI: 10.22067/geography.v16i1.72248

ارزیابی کارایی الگوی تلفیقی CA-ANN در مدل‌سازی رشد شهری (مطالعهٔ موردی: کلان‌شهر تهران)

هاتف‌الرحمن صالحی آسفیچی (دانش‌آموختهٔ کارشناسی ارشد GIS، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران، نویسندهٔ مسئول)
hatef.salehi@yahoo.com
جلال کرمی (استادیار GIS، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران)
jl.karami@modares.ac.ir
سیّدعلی علوی (استادیار جغرافیا و برنامه‌ریزی شهری، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران)
a.alavi@modares.ac.ir

صص ۲۷۸ ـ ۲۵۷

چکیده

اهداف: پیدایش محیطی در هم‌تنیده، آلوده و پرازدحام در شهر تهران، لزوم مدیریت بهینهٔ منابع طبیعی و استفادهٔ درست از پهنهٔ زمین در این شهر را بیش از پیش نمایان ساخته است. هدف اصلی این پژوهش، شبیه‌سازی توسعهٔ شهری کلان‌شهر تهران بین سال‌های ۱۹۹۰ و ۲۰۱۰ میلادی و نهایتاً ارزیابی کارآیی مدل‌های ترکیبی و رایج سلولی مبتنی بر الگوی ترکیبی سلول‌های خودکار و الگوریتم شبکهٔ عصبی مصنوعی است.

روش: به دلیل وجود توانایی‌ها و مزایایی که شبکهٔ عصبی در تشخیص الگوهای مکانی دارا است، در این پژوهش از شبکهٔ پرسپترون چندلایه جهت شبیه‌سازی و پیش‌بینی توسعهٔ شهری استفاده شده است. پارامترهایی از قبیل فاصله از نزدیکترین شیء و یا پیکسل شهری، فاصله از خیابان‌ها و راه‌ها، فاصله از مراکز جذب نیز به‌عنوان پارامترهای مؤثر در رشد و توسعهٔ شهری در نظر گرفته شده‌اند.

یافته‌ها/ نتایج: به‌کارگیری تلفیقی مدل سلول‌های خودکار و الگوریتم بهینه‌سازی شبکهٔ عصبی مصنوعی، می‌تواند در فرایند کالیبراسیون قوانین انتقال سلول‌های

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۲/۰۳ تاریخ تصویب: ۱۳۹۷/۰۹/۱۷

خودکار بهبود ایجاد کند. مقایسهٔ آماری واقعیت زمینی شهر تهران در سال ۲۰۱۰ با تصاویر شبیه‌سازی شدهٔ حاصل از مدل ترکیبی و نیز مدل رایج رستری سلول‌های خودکار، بیان‌گر دقت بالاتر مدل پیشنهادی است، به گونه‌ای که طبق نتایج مدل‌سازی مبتنی بر دو تصویر، شاخص کاپا و دقت کلی برای مدل ترکیبی به ترتیب به میزان ۷٦٪ و ۹۰,٦۹٪ و برای مدل رایج رستری، به میزان ۷۰,٤۷٪ و ۸۷,۸۵٪ و نیز طبق مدل‌سازی مبتنی بر سه تصویر، این شاخص‌ها به ترتیب برای مدل ترکیبی به میزان ٦۹,۱۸٪ و ۸٤,۸۸٪ و برای مدل رایج رستری به میزان ٦۳,۳۷٪ و ۸۲,۹۸٪ برآورد شده است.

نتیجه‌گیری: پژوهش حاضر نشان داد که بررسی روند تغییرات مکانی-زمانی پدیده‌ها از جمله گسترش شهرها، نیازمند به‌کارگیری الگوهایی پویا در زمان است. در این میان، الگوی ترکیبی خودکاره‌های سلولی به سبب ساختار ساده و پویای خویش و نیز برخورداری از ویژگی‌های قدرتمند مکانی، در این‌گونه مدل‌سازی‌ها می‌توانند استفاده شوند.

کلیدواژه‌ها: کلان‌شهر تهران، گسترش شهری، سلول‌های خودکار، شبکهٔ عصبی مصنوعی، شاخص کاپا.

۱. مقدمه

۱. ۱. طرح مسئله

زمین در طول تاریخ به‌عنوان اولین و اصلی‌ترین سرمایهٔ انسانی همیشه از اهمیت بسزایی برخوردار بوده است، چه زمانی که انسان از آن به منظور کشاورزی سود جسته است و چه در زمان حال که در کلان‌شهرها از قیمت و ارزش بسیار بالایی برخوردار است. پس واضح است که به دلیل این ارزش بالا، نوع کاربری آن و همچنین تغییرات در این کاربری، از اهمیت زیادی برخوردار خواهد شد (اصلانی، ۱۳۸۸، ص. ۲).

امروزه بررسی و تحلیل تغییرات کاربری زمین در مقیاس‌های محلی و جهانی بیش از پیش مورد توجه قرار گرفته و هدف اصلی آن نیز بهینه‌سازی در استفاده از زمین و منابع محدود و پایان‌پذیر آن است (هافتون[1]، ۱۹۹٤، ص. ۸).

اهمیت زمین و کاربری آن زمانی بیشتر نمایان می‌شود که به افزایش جمعیت، رشد شهرنشینی و میزان پراکندگی شهرها در سطح کرهٔ زمین دقت کنیم. جمعیت شهرنشین در حال حاضر ٤۵ درصد از جمعیت دنیا را تشکیل می‌دهند و پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۳۰ این نسبت به ٦۰ درصد افزایش یابد (اسمال[2] و مایلر[3]، ۱۹۹۹، ص. ۱۵).

با توجه به افزایش روزافزون مشکلات شهرها و شهرنشینان و نیاز مدیران و برنامه‌ریزان به استفاده از ابزارها و مهارت‌های نوین در روند مدیریت شهری، بهره‌گیری از چهارچوب‌ها و روش‌هایی علمی، منطقی و مطابق با تجربیات جهانی برای شناخت دقیق وضع موجود و آگاهی از چشم‌انداز و نیازهای آینده ضروری می‌نماید. امروزه سامانه‌های اطلاعات مکانی و فناوری سنجش از دور در کنار روش‌های گوناگون مدل‌سازی گسترش شهری به‌عنوان علوم و فنون مهم در این فرآیند مطرح‌اند. پیگیری روند تغییرات در طول زمان و توجه به آن‌چه در گذشته روی داده و اکنون در حال پیشروی است، برای پیش‌بینی آینده و پرداختن به نیازهای جدید از اهمیت بسیاری برخوردار است.

با آن‌که امروزه رشد شهرها در بسیاری از کشورهای غربی روند بسیار کندی در پیش گرفته است؛ اما آمارها بیان‌گر گسترش سریع و قابل توجه آن در قارهٔ آسیا است (اُلسن[4] و همکاران، ۲۰۰۷، ص. ۸۹۸). در کشور ما نیز این روند به ویژه در ٤۰ سال گذشته افزایشی و پرشتاب بوده و در بیشتر موارد نیز این گسترش در حاشیه شهرها و مکان‌هایی با تسهیلات و امکانات اندک روی داده است. نرخ بالای رشد جمعیت شهرنشین و کمبود زیرساخت‌های اساسی از یک سو و روند فزایندهٔ تغییرات ناهمگون کاربری زمین از سوی دیگر، لزوم بررسی و تحلیل این دگرگونی‌ها را کاملاً آشکار می‌سازد. در این راستا، طراحان شهری و کارشناسان

1. Houghton
2. Small
3. Miller
4. Olson

محیط زیست در جهت مدیریت بهینهٔ منابع طبیعی و همچنین استفادهٔ درست از پهنهٔ ارزشمند زمین در مناطق شهری، راهبردهایی را در نظر می‌گیرند. در این میان دو عامل مهم در دست‌یابی به این راه‌کارها نقش دارند: نخست آگاهی از روند تغییرات کاربری و پوشش زمین‌ها در گذشته و نیز وضعیت آینده که برآیند روند رشد کنونی است و دوم امکان پیش‌بینی نتایج حاصل از برنامه‌ها و راهبردهای جایگزین.

کلان‌شهر تهران به‌عنوان پایتخت سیاسی و اقتصادی کشور، سال‌ها است که با هجوم پرشتاب جمعیت و توسعهٔ نامتناسب و نامتوازن روبه‌رو بوده است. پیدایش محیطی درهم‌تنیده، آلوده و پرازدحام در تهران لزوم مدیریت بهینهٔ منابع طبیعی و استفادهٔ درست از پهنهٔ زمین در این شهر را بیش از پیش نمایان ساخته است. بدیهی است در این راستا، طراحان شهری و متخصصان محیط زیست، استراتژی‌هایی را برای رسیدن به اهداف ذکر شده طراحی می‌کنند.

تولید و پیش‌بینی نقشهٔ شهری، به دست آوردن عواقب و پیامدهای توسعه، تلفیق آینده‌نگری‌های مختلف، پیش‌بینی و طراحی الگوی مناسب برای آیندهٔ شهر، تعیین عوامل الگوی مشاهده‌شده و تسهیل راه رسیدن به توسعهٔ پایدار، از نتایج و کاربردهای مدل‌سازی و مطالعه و بررسی رشد شهری است (طیبی، ۱۳۸۸، ص. ۱۸).

هدف اصلی این پژوهش، بررسی و تحلیل عوامل اثرگذار در فرآیند توسعهٔ شهری به‌منظور توسعهٔ مدلی است که بتوان با استفاده از آن، فرآیند توسعهٔ شهری را پیش‌بینی کرد و بر اساس آن، سیاست‌های برنامه‌ریزی شهری را پایه‌گذاری و اجرا کرد.

مدل پیشنهادی در این مقاله، یک مدل خودکارهٔ ترکیبی به صورت آمیزه‌ای از مفهوم و ساختار خودکاره‌های سلولی و برداری مبتنی بر الگوریتم شبکهٔ عصبی مصنوعی است که هم‌زمان در برگیرندهٔ مزیت‌های هر یک از آن‌ها خواهد بود. به طور کلی می‌توان اهداف جست‌وجوشده در پژوهش حاضر را چنین برشمرد:

به‌کارگیری تلفیقی مدل‌های خودکاره‌های سلولی و شبکه‌های عصبی، جهت تحلیل فرآیند توسعهٔ شهری و بررسی عوامل مؤثر در آن.

بهبود نتایج و کارکرد خودکاره‌های سلولی با معرفی مدل خودکارهٔ ترکیبی.

فرضیه‌های این پژوهش نیز چنین خواهند بود:

از آن‌جایی که در مدل ترکیبی، فضا هم‌چنان به صورت مجموعه‌ای از سلول‌های منظم تعریف می‌شود و نیز از اشیاء مکانی برگرفته از واقعیت زمینی نیز استفاده می‌شود؛ بنابراین از کارایی بالاتری نسبت به CA برخوردار است.

بهره‌گیری از الگوریتم بهینه‌سازی شبکهٔ عصبی مصنوعی در کنار خودکاره‌های سلولی، نیاز به آزمودن ترکیب‌های گوناگون برای تعریف قوانین گذار را برطرف می‌سازد. بنابراین، منجر به بهبود نتایج CA می‌شود.

۲. پیشینهٔ پژوهش و مبانی نظری

تئوری‌های متنوعی برای توسعهٔ فنون تحلیلی مدل‌سازی توسعهٔ شهری به کار گرفته شده است. هندسهٔ شهری، میزان ارتباط شهرها، توابع اقتصادی- اجتماعی و الگوهای نژادی موجود در شهرها برخی از تئوری‌ها می‌باشند. برای فهم پیامدهای مکانی توسعهٔ شهری نیاز به یک مدل‌سازی پویا کاملاً احساس می‌شود.

در دههٔ اخیر به صورت گسترده‌ای از مدل خودکاره‌های سلولی جهت پیش‌بینی وقایع مکانی گوناگون نظیر تغییرات پوشش اراضی (منارد[۱] و مارسو[۲]، ۲۰۰۵، ص. ۶۹۳) و توسعهٔ شهری (آلمیدا[۳]، مونتیرو[۴]، کامارا[۵]، سورز فیلو[۶]، سرکیرا[۷] و پنچین[۸]، ۲۰۰۲، ص. ۲) استفاده شده است. حجم زیاد و رو به افزایش تحقیقات نشان می‌دهد که CA یک ابزار مناسب برای مدل‌سازی دینامیک مکانی است. از مزیت‌های روش خودکاره‌های سلولی می‌توان به قابلیت شبیه‌سازی بعد مکانی، هم‌سازی با سیستم اطلاعات جغرافیایی و داده‌های دورسنجی، دینامیک زمانی، سادگی و قابل فهم بودن و قابلیت مدل‌سازی پدیده‌های پیچیده اشاره کرد (دایتزل[۹]،

1. Menard
2. Marceau
3. Almeida
4. Monteiro
5. Camara
6. Soares-Filho
7. Cerqueira
8. Pennachin
9. Dietzel

۲۰۰۶، ص. ۴۷۹). یکی از دلایل استفاده از خودکاره‌های سلولی، هم‌خوانی قابلیت‌های این مدل با اهداف این پژوهش است که سایر مدل‌ها از این قابلیت‌ها برخوردار نیستند.

مدل‌های عامل‌مبنا با آن‌که هم پیچیده و دشوار هستند و هم با داده‌های سنجش از دور همسازی ندارند، در نتایج به دست آمده نیز دقت معنادار بالاتری نشان نمی‌دهند. در مورد مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی این نقص وجود دارد که امکان تفسیر دانش خروجی وجود ندارد و نمی‌توان دانش مستتر کشف‌شده در آن را مشاهده کرد و میزان تأثیر هر یک از پارامترها فقط از طریق آنالیز حساسیت ممکن است. تمرکز اصلی خودکاره‌های سلولی در شبیه‌سازی الگوهای مکانی است، با این حال این مدل در کمی‌سازی میزان تغییرات و تفسیر متغیرهای طبیعی – محیطی و اجتماعی – اقتصادی مؤثر در رابطه با تغییرات، ناتوان است. هر کدام از مدل‌ها نقاط قوت و ضعف مخصوص به خود را دارد. بنابراین، به نظر می‌رسد که بهره‌گیری از یک مدل ترکیبی که بتواند نقاط ضعف مربوط به هر کدام از این مدل‌ها را مرتفع کند، کارآمدتر باشد (کاظم، حسینعلی، آل‌شیخ، ۱۳۹۴، ص. ۴۵)

مدل‌سازی پویای شهری به‌عنوان یکی از موضوعات اولیهٔ تحقیق در سیستم اطلاعات مکانی مطرح بوده‌است و مدل‌های بسیاری در حوزهٔ مدل‌سازی شهری و محیطی مطرح شده‌اند. اکثر این مدل‌ها، سلول- مبنا بوده و به‌صورت برنامه‌های رومیزی[1] و یا به‌عنوان جزئی از بسته‌های نرم‌افزارهای سیستم اطلاعات مکانی و یا برنامه‌ریزی شهری می‌باشند. الکدر[2](۲۰۰۷) مدل‌های پویای شهری را بر اساس مقیاس پوشش و کارآیی‌شان طبقه‌بندی کرده است.

مدل BASS[3] II یک مثال از اولین مدل‌هایی است که تنها برای پیش‌بینی شهرنشینی در مقیاس منطقه‌ای برای منطقهٔ خلیج سانفرانسیسکو طراحی شده است (لاندیس[4]، ۱۹۹۴، ص. ۳۹۹). این مدل، چارچوبی برای شبیه‌سازی این‌که چگونه رشد واقعی و سیاست‌های توسعهٔ منطقه‌ای یا محلی به‌کار گرفته شده، می‌توانند الگو و یا شدت توسعهٔ شهری را در ده شهر منطقهٔ سانفرانیسکو تغییر دهند، فراهم می‌کند.

1. Desktop
2. Al-kheder
3. Bay Area Simulation System
4. Landis

مدل‌های شهری می‌توانند بر اساس مقیاس هم برای یک منطقهٔ خاص و هم به‌عنوان مـدلی کلی که به هر منطقهٔ مورد مطالعه بدون کمترین اصلاحات برازش می‌شود، طراحی شوند. ایـن دو نوع مدل مقیاس‌مبنا در میزان جزئیات، داده‌های مورد نیاز و کاربردها تفاوت‌هـای بسـیاری دارند. مدل HILT [1] نوعی از مدل‌های نوع دوم اسـت کـه توسـط USGS [2] بـرای تشـخیص تغییرات شهری از چشم‌انداز تاریخی و چندمقیاسی به مدل الگوی منطقه‌ای شهرنشینی بـه‌کـار گرفته شده است. این مدل با تعریف قوانین رشد شهری که به حد کـافی کلـی بـوده، طراحـی شده و برای چندین منطقهٔ مختلف استفاده شده است (کلارک[3]، هـاپن[4] و گیـداز[5]، ۱۹۹۷، ص. ۲٤۷).

مدل‌سازی گسترش شهری به طور جددی از دههٔ ۱۹٤۰ میلادی و پس از ابداع رایانه آغـاز شد. نخستین تلاش‌ها در این زمینه را می‌توان در چهارچوب نظریه‌هایی یافت که شـهر را بـه-عنوان یک سامانهٔ ایستا[6] در نظر گرفته‌انـد (بتـی[7]، ۱۹۷۰، ص. ۳۰۷). از ایـن رو، بهره‌گیـری از مدل‌های پویا[8] برای در نظرگیری عنصر زمان در روند بررسی تغییرات، ناگزیر می‌نماید. تـا بـه امروز، پژوهش‌های بسیاری پیرامون به‌کارگیری خودکاره‌های سلولی به‌عنوان سامانه‌هایی پویـا، غیرخطی و گسسته در زمان برای مدل‌سازی تغییرات مکـانی ـ زمـانی[9] پدیـده‌های گونـاگون انجام یافته است. در بسیاری از این مطالعات، تعیین قوانین گذار در مدل خودکاره سـلولی بـر اساس آزمون و خطا شکل گرفته است (منارد[10] و مارسو[11]، ۲۰۰۵، ص. ٦۹۳). بـرای پرهیـز از به کارگیری آزمون و خطا، می‌تـوان از الگوریتم‌هـای بهینـه‌سـازی ابتکـاری[12] و فراابتکـاری[13]

1. Human Induced Land Transformations
2. United States Geological Survey
3. Clarke
4. Hoppen
5. Gaydos
6. Static System
7. Batty
8. Dynamic Models
9. Spatio-Temporal Changes
10. Menard
11. Marceau
12. Heuristics
13. Metaheuristics

همانند شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تنظیم مؤلفه‌های مدل بهره گرفت. بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی نیاز به آزمودن ترکیب‌های گوناگون و یا استفاده از روابط پیچیده ریاضی را برطرف می‌سازد (هگد[1]، مورالیکریشنا[2] و چالاپتیرو[3]، ۲۰۰۸، ص. ٤۱۹)

۲. ۱. خودکاره‌های سلولی

خودکاره‌های سلولی، سامانه‌هایی پویا و گسسته‌اند که با بهره‌گیری از قوانین و برهم‌کنش‌های محلی، می‌توانند رفتار بسیار پیچیده‌ای برای شبیه‌سازی سراسری سامانه‌های پویا بروز دهند. در خودکاره‌های سلولی، فضا به صورت شبکه‌ای منظم از سلول‌ها تعریف می‌شود که هر یک از آن‌ها می‌توانند تنها یک حالت از مجموعه‌ای از حالت‌های متناهی را دارا باشند. زمان نیز به صورت گسسته پیش می‌رود و در هر گام، هر سلول وضعیت جدید خود را با در نظرگرفتن وضعیت همسایه‌های خود و بر اساس قانون‌های از پیش‌تعریف‌شده پیرامون چگونگی اثرپذیری هر سلول از سلول‌های همسایه، به دست می‌آورد.

هنگامی که مؤلفه‌های دیگری افزون بر پیوندهای همسایگی به ساختار مدل خودکارهٔ سلولی اضافه شوند، دست‌یابی به گزاره‌های مناسب برای تعریف قوانین انتقال بسیار دشوار خواهد بود. بنابراین، در این مدل‌ها که به مدل‌های تلفیقی مشهورند، نیاز است تا راهکارهای جایگزینی برای تعیین قوانین گذار استفاده شوند. در این مقاله، به بررسی مدلی که با تلفیق سلول‌های خودکار و الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی ایجاد شده است، می‌پردازیم.

۲. ۲. شبکهٔ عصبی مصنوعی

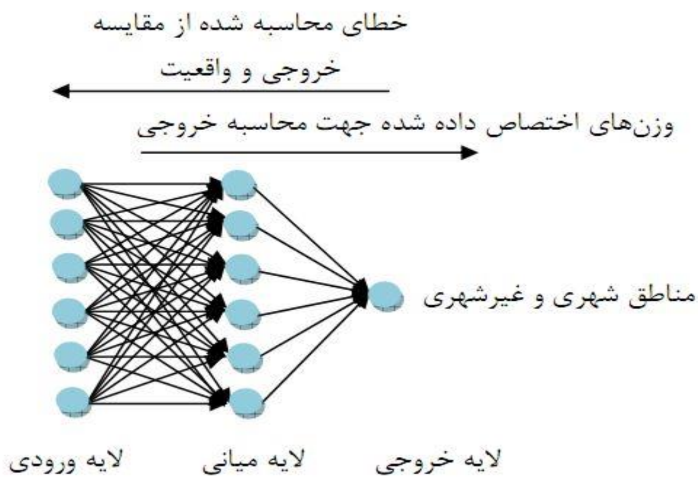
لی[4] و یاه[5] (۲۰۰۰)، شبکه‌های عصبی را با خودکاره‌های سلولی برای شبیه‌سازی تغییرات کاربری شهری تلفیق کردند. در آن تحقیق، شبکه‌های عصبی به‌عنوان جایگزینی برای قوانین انتقال در مدل خودکاره‌های سلولی کلاسیک استفاده شد

به دلیل وجود توانایی‌ها و مزایایی که شبکهٔ پرسپترون چندلایه در تشخیص الگوهای مکانی دارا است، در این پژوهش از شبکهٔ پرسپترون چندلایه جهت شبیه‌سازی و پیش‌بینی

---

1. Hegde
2. Muralikrishna
3. Chalapatirao
4. Li
5. Yeh

توسعهٔ شهری استفاده شده است. از جانبی ساختار شماتیک این شبکه، متشکل از لایه‌های مؤثر ورودی و دخیل در گسترش شهر تهران به صورت شکل ۱ است. همان گونه که مشهود است، شبکهٔ مفروض دارای ٦ لایهٔ ورودی و ٦ لایهٔ میانی است.



شکل ۱- ساختار شبکهٔ عصبی مصنوعی

مأخذ: گارندگان، ۱۳۸۸

اگر تعداد پارامترهای مدل را مجموعه $(S_1, S_2, \ldots, S_n)$ در نظر بگیریم، به همین تعداد، گره ورودی برای شبکه وجود خواهد داشت. شبکه‌های پرسپترون علاوه بر لایهٔ ورودی و لایهٔ خروجی، دارای لایه‌های میانی نیز است. تعیین تعداد لایه‌های میانی برای حل مسأله، کار آسانی نیست. در این پژوهش سعی شده است که با استفاده از روش آزمون و خطا، به بهترین تعداد لایهٔ میانی دست یابیم. تحقیقات نشان داده است که اگر تمام داده‌های ورودی، نرمال شوند، شبکهٔ عصبی بهتر عمل خواهد کرد. این تبدیل از طریق رابطهٔ ۱ انجام می‌پذیرد:

$$S_i' = \frac{S_i - \min}{\max - \min} \qquad \text{رابطهٔ (۱)}$$

با کمک رابطهٔ فوق، تمام ورودی‌های شبکه تغییرمقیاس می‌یابند، واضح است که مجموعه $(S_1', S_2', \ldots, S_n')$، تعداد ورودی‌های شبکه را تعیین می‌کننـد. بـا توجـه بـه مجموعـهٔ فـوق، ورودی به گره‌های لایهٔ میانی با کمک رابطهٔ ۲ محاسبه می‌شود:

رابطهٔ (۲)
$$Z_i = \sum_{j=1}^{n} w_{ij} S_i'$$

که در آن Z_i مجموع سیگنال‌های دریافتی از لایهٔ ورودی توسط گره i از لایهٔ میـانی اسـت. S_j' نیز مقدار سیگنال ارسالی از گره j در لایـهٔ ورودی اسـت و w_{ij} نیـز وزن میـان گـره i و j است. در مرحلهٔ بعد، مجموع سیگنال‌های دریافتی به تابع فعال‌سـازی کـه از نـوع سـیگموئید است ارسال می‌شود و خروجی هر گره در لایهٔ میانی محاسبه خواهد شد. مقدار این خروجـی با استفاده از رابطهٔ ۳ به دست می‌آید:

رابطهٔ (۳)
$$Y_i = F(Z_i)$$

این تابع باعث می‌شـود کـه خروجـی گـره در یـک بـازهٔ خـاص محـدود شـود و توابـع فعال‌سازی متفاوتی در شبکه‌های عصبی استفاده‌شده قرار می‌گیرند. در ایـن پـژوهش، از تـابع پیوسته و مشتق‌پذیر سیگموئید استفاده شده است که خروجی گره را بین صفر و یک محـدود می‌سازد. رابطهٔ ٤ بیان‌گر شکل ریاضی تابع است (لی و یاه، ۲۰۰۳، ص. ۱۰٤۳).

رابطهٔ (٤)
$$Y_i = \frac{1}{1+\exp(-Z_i)} = F(Z_i)$$

۲. ۳. مدل خودکارهٔ ترکیبی

دیدگاه اصلی در مـدل خودکـارهٔ ترکیبـی، بهره‌گیـری از مفهـوم اشـیاء مکـانی برگرفتـه از واقعیت زمینی در الگوی‌برداری و بـه کـارگیری آن در فضـای سـلولی بـا سـاختاری مـنظم و محاسباتی آسان‌تر است. تابع احتمال برای هر سلول واقع در سطر i و ستون j به کمک رابطـهٔ ۵ به دست می‌آید:

رابطهٔ (۵)
$$P_{ij} = (P_l)_{ij}(P_{\Omega})_{ij}(P_{Con.})_{ij}(P_r)_{ij}$$

که در آن، $(P_l)_{ij}$ احتمال گسترش بر اساس فاصلهٔ سلول ij از عوامل توسعهٔ شهری، $(P_\Omega)_{ij}$ شمار اشیاء مکانی با کاربری شهری در همسایگی سلول، $(P_{Con.})_{ij}$ بیان‌گر موانع قانونی و قیدهای طبیعی در روند گسترش شهر و $(P_r)_{ij}$ نمودی از رشد متمرکز در منطقه‌ای خاص ناشی از سیاست‌های محلی، مرغوبیت زمین و یا غیره است. برای به دست آوردن $(P_l)_{ij}$می‌توان از رابطهٔ ٦ استفاده کرد:

$$(P_l)_{ij} = \frac{1}{1+\exp[-(a_0 + \sum_{p=1}^{m} a_p d_p)]} \quad \text{رابطهٔ (٦)}$$

که در آن، a یک عدد ثابت، dp فواصل مورد نظر، m شمار آن‌ها و ap نیز وزن مربوط به هر یک از فاصله‌ها است که به کمک روش بهینه‌سازی شبکهٔ عصبی مصنوعی محاسبه می‌شود (فنگ[۱]، لیو[۲]، تونگ[۳]، لیو[٤] و دنگ[٥]، ۲۰۱۱، ص. ۱۸۸).

۳. روش‌شناسی پژوهش

۳. ۱. روش پژوهش

نوع تحقیق مقالهٔ حاضر، کاربردی و روش آن، توصیفی- تحلیلی است.

تصاویر استفاده‌شده در این پژوهش، تصویر TM[٦] در سال ۱۹۹۰ و تصاویر +ETM[۷] در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۰ است که از طریق وب‌سایت سازمان زمین‌شناسی آمریکا (USGS[۸]) به آدرس www.usgs.gov تهیه شده‌اند.مشخصات عمومی تصاویر به‌کار رفته در این پژوهش، در جدول ۱ بیان شده است.

1. Feng
2. Liu
3. Tong
4. Liu
5. Deng
6. Thematic Mapper
7. Enhanced Thematic Mapper Plus
8. United States Geological Survey

جدول ۱- مشخصات تصاویر ماهواره‌ای لندست برای شهر تهران

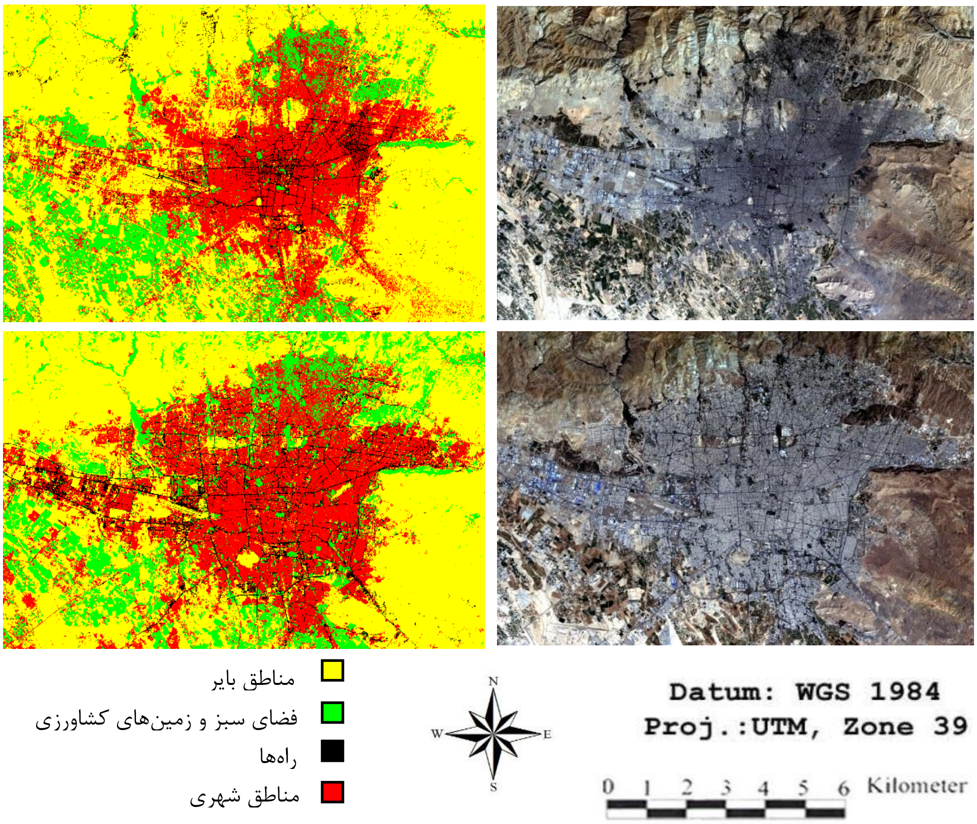
مأخذ: وب‌سایت سازمان زمین‌شناسی آمریکا، ۱۳۹۲

تاریخ برداشت	سنجنده	تفکیک‌پذیری مکانی	تفکیک‌پذیری رادیومتریک	سطح مبنا	سیستم تصویر	قاچ(Zone) تصویربرداری
1990/09/19	TM	28.5 m	8 bit	WGS-84	UTM	39N
2000/07/18	ETM^+	28.5 m	8 bit	WGS-84	UTM	39N
2010/06/04	ETM^+	28.5 m	8 bit	WGS-84	UTM	39N

تصاویر ماهواره‌ای شهر تهران که در هر پریود متوالی، ورودی و خروجی مدل‌ها را تشکیل می‌دهند، مطابق شکل ۲ با به‌کارگیری الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM[1]) به کلاس‌های مناطق شهری، بایر، فضای سبز و زمین‌های کشاورزی، دریاچه و راه‌ها که نمایندهٔ کاربری‌های اصلی در منطقهٔ مطالعه‌شده هستند، طبقه‌بندی شده‌اند. تعدد کلاس‌ها به منطقهٔ مطالعه‌شده و هدف از طبقه‌بندی بستگی دارد؛ ولی تعداد آن‌ها جهت خروجی مدل‌سازی در این تحقیق، دو کلاس شهری و غیر شهری هستند. سپس با استخراج تصویر دودویی[2] مناطق توسعه‌یافته (شهری ـ غیرشهری)، اشیاء مکانی[3] مربوط به این مناطق از تصویر به دست می‌آیند.

این اشیاء سپس به کمک یک تبدیل وارونه از فضای برداری به فضای سلولی آورده می‌شوند تا با حفظ شناسهٔ یکتای خود در ساختار مدل استفاده شوند. در ادامه، مدل CA مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی شبکهٔ عصبی مصنوعی، برای به دست آوردن احتمال توسعه (تبدیل از حالت غیرشهری به شهری) برای هر سلول، پیاده‌سازی می‌شود. مدل محاسبهٔ این احتمال بر اساس الگوی خودکارهٔ ترکیبی است.

1. Support Vector Machine
2. Binary Image
3. Spatial Objects



شکل ۲- تصاویر و نقشه‌های طبقه‌بندی‌شدهٔ شهر تهران به کمک ماشین‌های بردار پشتیبان؛ ردیف بالا: مربوط به سال۱۹۹۰، ردیف پایین: مربوط به سال ۲۰۱۰

مأخذ: نگارنده، ۱۳۹٤

برای اجتناب از آزمون و خطا در تعیین مقادیر مناسب برای مؤلفه‌های مـدل، مقـادیر بهینـه برای وزن مشارکت هر یک از فواصل در تابع احتمال به کمک روش بهینه‌سازی شبکهٔ عصـبی مصنوعی به دست می‌آید.

از طرفی، با توجه به این که در بازهٔ زمانی ۱۹۹۰ تا ۲۰۱۰، مناطق شـمال غـرب تهـران بـر اساس شواهد موجود گسترش شدیدی پیدا کرده است، در تابع احتمال سلول‌های این منطقـه، دارای احتمال توسعهٔ بیشتری در نظر گرفته شده‌اند. مؤلفهٔ دیگر در تشکیل تابع احتمال که به-عنوان یک قید و محدودکننده در مدل‌سازی عمل می‌کند، شیب منطقه است و از مدل ارتفاعی

رقومی به دست می‌آید. مدل ارتفاعی مورد نظر از داده‌های SRTM[1] با تفکیک‌پذیری ۹۰ متر و مربوط به سال ۲۰۰۰ میلادی تهیه شده است.

سرانجام و بر اساس عوامل یادشده، احتمال توسعه برای هر سلول مشخص می‌شود و با اعمال حد آستانه، تصویر شبیه‌سازی‌شده از مناطق شهری در سال‌های آتی به دست می‌آید.

از جانبی برای مقایسهٔ بهتر دو مدل، شمار همسایه‌ها در دو الگوی ترکیبی و رستری آورده شده‌اند. با آن‌که منطقهٔ حائل در تعیین همسایگی برای هر دو یکسان بوده است؛ اما دیده می‌شود که در مدل ترکیبی شمار بیشتری از سلول‌ها در کنش و واکنش با یکدیگر قرار گرفته‌اند و بر روند کلی گسترش شهر تأثیر می‌گذارند.

۳. ۲. متغیرها و شاخص‌های پژوهش

در زمینهٔ ارزیابی مدل‌سازی‌های تغییر کاربری، معیارهای گوناگونی برای مقایسهٔ تصویر شبیه‌سازی‌شده با واقعیت زمینی پیشنهاد شده است.

۳. ۲. ۱. دقت کلّی

دقت کلّی[2]، میانگینی از دقت طبقه‌بندی است که نسبت سلول‌های صحیح طبقه‌بندی‌شده به کل سلول‌های تصویر را نشان می‌دهد و از رابطهٔ ۷ به دست می‌آید:

$$Po = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{k} nii$$ رابطهٔ (۷)

که در آن، c تعداد کلاس‌ها، N برابر با تعداد کل سلول‌های تصویر و n_{ii} بیان‌گر اعضای قطری ماتریس خطا و دقت کلّی طبقه‌بندی است.

این پارامتر با همهٔ کلاس‌ها به‌طور یکسان برخورد می‌کند و بنابراین تفاوت‌هایی که میان کلاس‌ها وجود دارد را در نظر نمی‌گیرد. علاوه بر این، دقت کلی بر اساس عناصر قطری ماتریس خطا[3] و یا جدول احتمال وقوع[4] محاسبه می‌شود و بنابراین از اطلاعات مفید غیرقطری آن برخلاف پارامترهایی نظیر کاپا، استفاده نمی‌کند (ربانی، ۱۳۹۰، ص. ٤٦).

---

1. Shuttle Radar Topography Mission
2. Overall Accuracy
3. Error Matrix
4. Contingency Table

۳. ۲. ۲. شاخص کاپا

ضریب کاپا، دقت طبقه‌بندی را نسبت به یک طبقه‌بندی کاملاً تصادفی محاسبه می‌کند؛ بدین معنی که مقدار کاپا، دقت طبقه‌بندی را نسبت به حالتی که یک تصویر به صورت تصادفی طبقه‌بندی شود را به دست می‌دهد. رابطهٔ ۸، یکی از معروف‌ترین برآوردهای کاپا با استفاده از عناصر ماتریس احتمال وقوع است که در آن Po و Pc به ترتیب دقت کلی و احتمال هم‌خوانی تصادفی[۱] خوانده می‌شوند. Pc نیز از رابطهٔ ۹ به دست می‌آید (کانگلسن[۲] و گرین[۳]، ۲۰۰۹، ص. ٤٤٨).

$$\hat{K} = \frac{Po-Pc}{1-Pc}$$ رابطهٔ (۸)

$$Pc = \frac{1}{N^2}\sum_{i=1}^{k}(ni+ .n + i)$$ رابطهٔ (۹)

که در آن، N تعداد کل سلول‌های تصویر، n_{i+} مجموع عناصر سطر iام و n_{+i} مجموع عناصر ستون iام است.

مقدار صفر برای کاپا به این معنی است که طبقه‌بندی بدون هیچ ضابطه‌ای و کاملاً تصادفی انجام شده است. مقادیر بالای صفر تا یک، سطحی از دقت را نشان می‌دهند. مقدار۱ به معنی یک طبقه‌بندی کاملاً صحیح بر اساس نمونه‌های گرفته شده‌است. مقادیر منفی کاپا به معنی ضعف طبقه‌بندی و نتایج بسیار بد تفسیر می‌شود.

۳. ۳. قلمرو جغرافیایی پژوهش

کلان‌شهر تهران، به‌عنوان پایتخت ایران و مرکز استان تهران در شمال ایران، در کوهپایه‌های جنوبی رشته‌کوه البرز در حد فاصل طول جغرافیایی ۵۱ درجه و ۲ دقیقهٔ شرقی تا ۵۱ درجه و ٣٦ دقیقهٔ شرقی، به طول تقریبی ۵۰ کیلومتر و عرض جغرافیایی ۳۵ درجه و ٣٤ دقیقهٔ شمالی تا ۳۵ درجه و ۵۰ دقیقهٔ شمالی به عرض تقریبی ۳۰ کیلومتر گسترده شده است. این کلان‌شهر

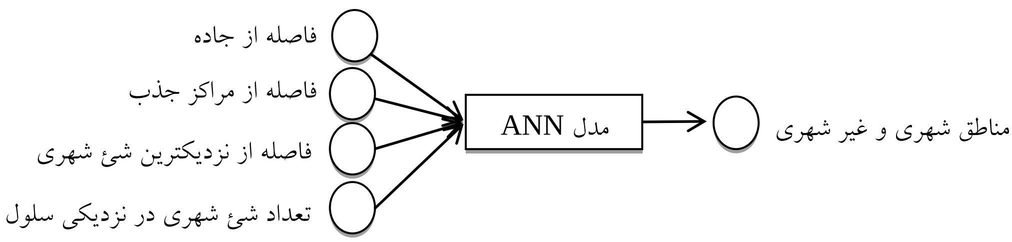
1. Chance Agreement
2. Congalton
3. Green

به‌عنوان یک مرکـز تجـاری- خـدماتی بـزرگ و مهاجرپـذیر در دهـه‌هـای گذشـته، تحولـات چشمگیری را به خود دیده است.

استان تهران که بخش قابل توجهی از آن را کلان‌شهر تهران تشکیل می‌دهد، در شمال مرکز ایران و بین استان‌های مازندران در شمال، سمنان در شرق، قم در جنوب، مرکزی در جنـوب-غرب و البرز در غرب جای دارد. مختصات تقریبی مرکز تهران عبـارت از عـرض جغرافیـایی ۳۵° ۴۲′ و طول جغرافیایی ۵۱° ۲۵′ است.

٤. یافته‌های پژوهش

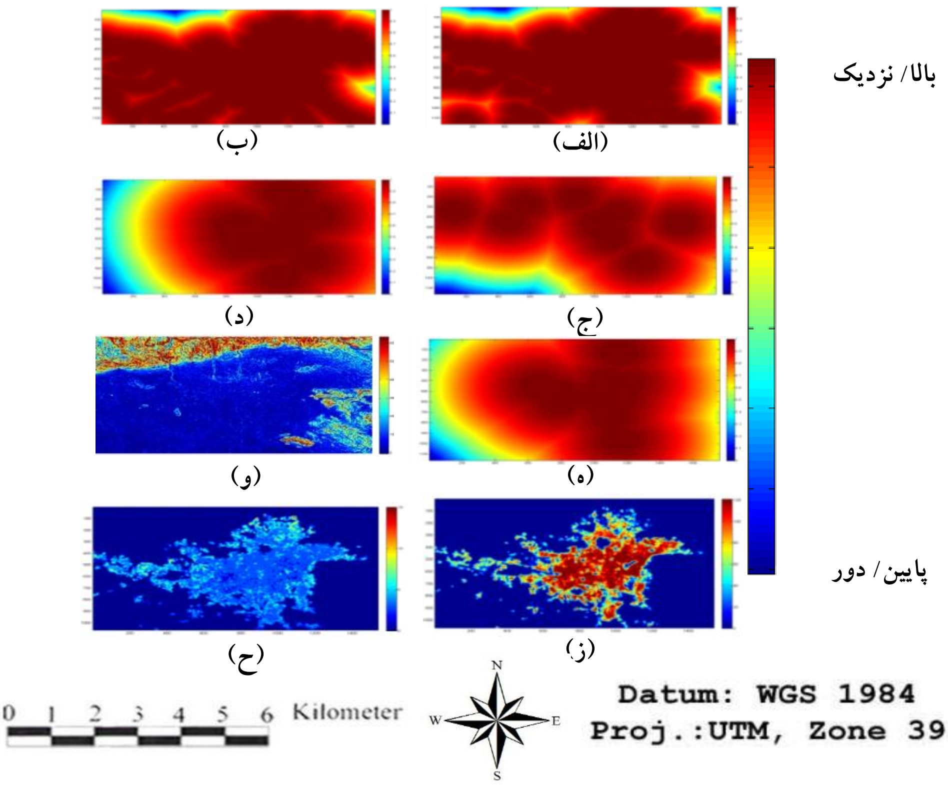
در حالت پیاده‌سازی مدل مبتنی بر تصاویر دو مقطع زمانی، بـا ۱۰۰۰۰ پیکسـل از تصـویر موجود در سال ۱۹۹۰ و ۲۰۱۰، مدل را طراحی کرده و با باقیماندهٔ پیکسـل‌هـا، اعتبـار مـدل را بررسی کردیم. مدل‌سازی شماتیک به‌کار گرفته شده مبتنـی بـر شـبکهٔ عصـبی را نیـز می‌تـوان به‌صورت شکل ۳ نمایش داد.



شکل ۳- مدل‌سازی شماتیک شبکهٔ عصبی

مأخذ: نگارنده، ۱۳۹٤

ورودی مـدل، پارامترهـای اسـتخراجی از تصـویر ۱۹۹۰ اسـت کـه بـا تصـویر شـهری و غیرشهری سال ۲۰۱۰ مقایسه شده اسـت. پارامترهـای اسـتخراجی از تصـویر سـال ۱۹۹۰ بـه صورت شکل ٤ است.



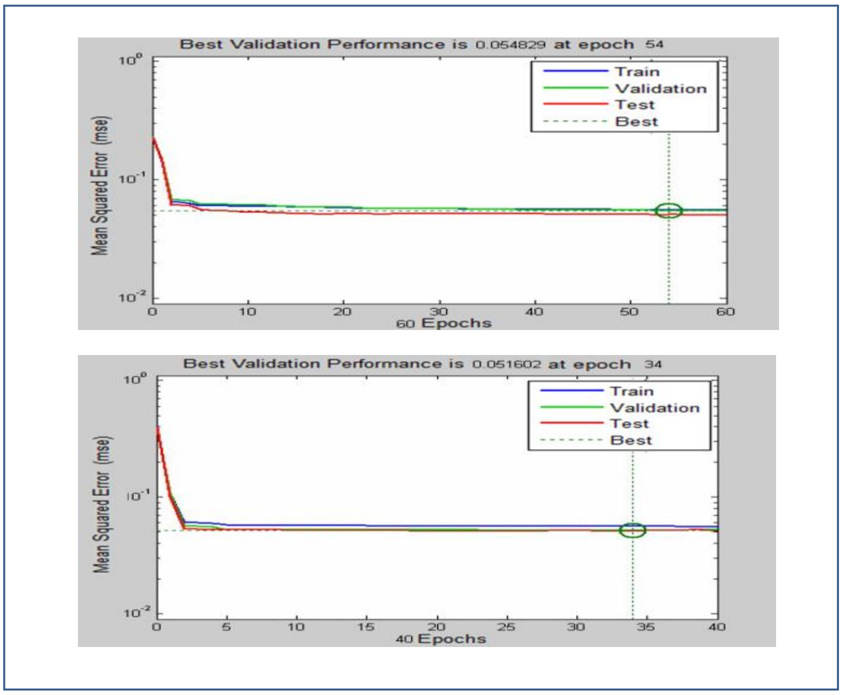
شکل ٤- برخی پارامترهای ورودی مدل ANN:

الف) فاصله از مرکز نزدیکترین شئ شهری، ب) فاصله از جاده، ج) فاصله از پارک‌ها، د) فاصله از مراکز شهری، ه) فاصله از مراکز جذب، و) تصویر شیب منطقه، ز) شمار اشیاء شهری در همسایگی هر سلول در مدل ترکیبی ANN، ح) شمار پیکسل‌های شهری در همسایگی هر سلول در مدل رستری ANN

مأخذ: نگارنده، ١٣٩٤

برای ارزیابی نتایج مدل‌سازی‌های این پژوهش، میزان شباهت خروجی شبکۀ عصبی و لایۀ واقعی با استفاده از دو معیار موسوم به شاخص کاپا و دقت نسبی، اندازه‌گیری می‌شود. شایان ذکر است که خروجی الگوریتم بهینه‌سازی شبکۀ عصبی، احتمال تغییر پیکسل موردنظر را محاسبه می‌کند. در نتیجه این خروجی برای هر سلّول، در فاصلۀ صفر تا یک قرار می‌گیرد. واضح است که لایۀ خروجی به شکل فازی است؛ اما برای مقایسۀ آن با لایۀ واقعی با به‌کارگیری یک حد آستانه باید آن را به فرمت لایۀ واقعی که دودویی است، درآوریم. نکتۀ

قابل توجه این است که مقدار حد آستانه، به منطقهٔ مطالعه‌شده بستگی دارد. تعداد بیشینهٔ تکرار نیز در این الگوریتم، برای مدل مبتنی بر سه تصویر، ٦٠ بار و برای مدل مبتنی بر دو تصویر ٤٠ بار در نظر گرفته شده‌است. شکل ٥، روند دستیابی به ترکیب بهینهٔ پارامترها با استفاده از نمونه‌های انتخاب‌شده را نشان می‌دهد. همان‌گونه که دیده می‌شود، برای مدل مبتنی بر سه تصویر، پس از حدود ٥٤ بار تکرار و نیز برای مدل مبتنی بر دو تصویر، پس از حدود ٣٤ بار تکرار، مقدار تابع هزینه تقریباً ثابت می‌ماند. به عبارت دیگر، ترکیب وزن فواصل در این تکرار به مقدار بهینهٔ خود رسیده است.



شکل ٥- روند بهینه‌سازی وزن مشارکت فواصل در مدل ترکیبی، مبتنی بر ANN، بالا: مدل مبتنی بر سه تصویر، پایین: مدل مبتنی بر دو تصویر

مأخذ نگارنده، ١٣٩٤

در مرحلهٔ بعد و برای تعیین همسایگی، منطقهٔ حائلی معادل ١١ در ١١ پیکسل در اطراف هر سلول در نظر گرفته می‌شود و اشیاء مکانی که به تمامی یا بخشی از آن‌ها در این محدوده

واقع باشند به‌عنوان همسایهٔ سلول مرکزی شمارش می‌شوند. اکنون برای انجام شبیه‌سازی با بهره‌گیری از مدل پیشنهادی خودکارهٔ ترکیبی، ابتدا تصویر احتمال به کمک رابطهٔ ۵ محاسبه می‌شود و سپس با اعمال حد آستانه بر روی آن، نقشهٔ شبیه‌سازی‌شدهٔ مناطق توسعه‌یافتهٔ تهران در سال ۲۰۱۰ به دست می‌آید. مقدار حد آستانه از طریق آزمون و خطا برابر با ۰/٤۰ در نظر گرفته شده است.

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

با نظر به محدودیت‌ها در الگوهای رایج سلولی و برداری خودکاره‌ها، پژوهش حاضر به ارائهٔ مدل خودکارهٔ ترکیبی به صورت آمیزه‌ای از ساختار محاسباتی سلولی و ویژگی‌های بهینهٔ الگوی برداری پرداخته است. مشکل بزرگ مدل‌های سنتی سلول‌های خودکار، حساسیت به مقیاس و نیز دور ماندن از واقعیت اشیاء زمینی است. مدل‌های برداری و شیء‌مبنا نیز با آن‌که این کاستی‌ها را تا اندازه‌ای کم‌رنگ ساخته‌اند؛ اما در پیاده‌سازی و محاسبات با پیچیدگی و دشواری بسیاری همراه‌اند.

در مدل ترکیبی، فضا هم‌چنان به صورت مجموعه‌ای از سلول‌های منظم تعریف می‌شود؛ اما در کنار آن از شیء‌های مکانی برگرفته از واقعیت زمینی نیز استفاده می‌شود. برای اجتناب از به‌کارگیری آزمون و خطا در تعیین وزن مناسب برای مؤلفه‌های مدل، روش بهینه‌سازی شبکهٔ عصبی مصنوعی برای محاسبهٔ احتمال گسترش بر اساس فاصله از عوامل توسعه؛ مانند فاصله از راه‌ها و یا مراکز مهم شهری استفاده شده است. مقایسهٔ آماری واقعیت زمینی شهر تهران در سال ۲۰۱۰ با شبیه‌سازی به‌دست‌آمده از مدل ترکیبی و نیز الگوی رایج سلولی، بیان‌گر دقت بالاتر مدل پیشنهادی نسبت به مدل سلولی بوده است.

نتایج پژوهش نشان داد به‌کارگیری تلفیقی مدل سلول‌های خودکار و الگوریتم بهینه‌سازی شبکهٔ عصبی مصنوعی می‌تواند در فرآیند کالیبراسیون قوانین انتقال سلول‌های خودکار بهبود ایجاد کند. مقایسهٔ آماری واقعیت زمینی شهر تهران در سال ۲۰۱۰ با تصاویر شبیه‌سازی شدهٔ حاصل از مدل ترکیبی و نیز مدل رایج رستری سلول‌های خودکار، بیان‌گر دقت بالاتر مدل پیشنهادی است، به‌گونه‌ای که طبق نتایج مدل‌سازی مبتنی بر دو تصویر، شاخص کاپا و دقت

کلی برای مدل ترکیبی به ترتیب به‌میزان ٧٦٪ و ٩٠,٦٩٪ و برای مدل رایج رستری، به میزان ٧٠,٤٧٪ و ٨٧,٨٥٪ و نیز طبق مدل‌سازی مبتنی بر سه تصویر، شاخص کاپا و دقت کلی برای مدل ترکیبی به ترتیب به میزان ٦٩,١٨٪ و ٨٤,٨٨٪ و برای مدل رایج رستری، به میزان ٦٣,٣٧٪ و ٨٢,٩٨٪ برآورد شده است.

به طور خلاصه یافته‌های این پژوهش را می‌توان این‌گونه جمع‌بندی کرد:

ـ بررسی روند تغییرات مکانی ـ زمانی پدیده‌ها از جمله گسترش شهرها نیازمند به‌کارگیری الگوهایی پویا در زمان است. در این میان، خودکاره‌های سلولی به سبب ساختار ساده و پویای خویش و نیز برخورداری از ویژگی‌های قدرتمند مکانی به طور گسترده در این‌گونه مدل‌سازی‌ها استفاده شده‌اند.

ـ مدل پیشنهادی خودکارهٔ ترکیبی، هم‌زمان از مفهوم و ویژگی‌های بهینهٔ الگوی برداری در کنار ساختار و محاسبات سادهٔ الگوی سلولی بهره می‌گیرد. این مدل با دقت مناسب شبیه‌سازی، حساسیت کم نسبت به مقیاس و عدم نیاز به محاسبات و پیاده‌سازی پیچیده، الگویی مناسب و کاربردی در مدل‌سازی گسترش شهری به شمار می‌رود.

ـ الگوریتم شبکهٔ عصبی می‌تواند به‌عنوان روشی مناسب برای تعیین بهینهٔ وزن مشارکت عوامل گوناگون در ساختار قوانین گذار خودکاره‌های سلولی به جای استفاده از روش ناکارا و زمان‌بر آزمون و خطا بهره‌برداری شود.

کتاب‌نامه

١. اصلانی مقدم، ا. (١٣٨٨). *بررسی مدل برداری به منظور پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی*. (پایان‌نامهٔ منتشرنشدهٔ کارشناسی ارشد سنجش از دور)، دانشگاه تهران، ایران.

٢. ربانی، ا. (١٣٩٠). *ارزیابی تصاویر ماهواره‌ای با تفکیک‌پذیری چندگانه در مدل‌سازی رشد شهرها به کمک خودکاره‌های سلولی*. (پایان‌نامهٔ منتشرنشدهٔ کارشناسی ارشد سنجش از دور)، دانشگاه تهران، ایران.

٣. طیبی، ا. (١٣٨٨). *پیش‌بینی و ارزیابی تغییر کاربری اراضی شهری*. (پایان‌نامهٔ منتشرنشدهٔ کارشناسی ارشد سنجش از دور)، دانشگاه تهران، ایران.

٤. کاظم، ا. ح.، حسینعلی، ف. و آل‌شیخ، ع. ا. (۱۳۹٤). مدل‌سازی رشد شهری با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای متوسط‌مقیاس و مبتنی بر روش خودکاره‌های سلولی (مطالعهٔ موردی: شهر تهران). *فصل‌نامهٔ علمی- پژوهشی اطلاعات جغرافیایی*، ٢٤ (٩٤)، ٥٨-٤٥.

5. Al-Kheder, S. (2007). *Urban growth modelling with artificial intelligence techniques* (Unpublished doctoral dissertation). Purdue University, USA.
6. Almeida, C., Monteiro, A. M. V., Camara, G., Soares-Filho, B. S. Cerqueira, G. C., & Pennachin, C. L. (2002). Modelling urban land use dynamics through Bayesian probabilistic methods in a cellular automaton environment. In C. Tamayo (Ed.), *Proceedings of the 29th International Symposium on Remote Sensing of the Environment* (pp. 1-5). Buenos Aires, Argentina, 8–12 April.
7. Batty, M. (1970). An activity allocation model for the Nottinghamshire-Derbyshire sub-region. *Regional Studies*, *4*, 307-332.
8. Clarke, K. C., Hoppen, S., & Gaydos, L. (1997). A self-modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area. *Environment and Planning B*, *24*(2), 247-262.
9. Congalton, R.G., & Green K. (2009). Assessing the accuracy of remotely sensed data-principles and practices. *International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information*, *11*(6), 448-449.
10. Dietzel, C., & Clarke, K.C. (2004). Spatial differences in multi-resolution urban automata modeling. *Transactions in GIS*, *8*(4), 479-492.
11. Feng, Y., Liu, Y., Tong, X., Liu, M., & Deng, S. (2011). Modelling dynamic urban growth using cellular automata and particle swarm optimization rules. *International Journal of Landscape and Urban Planning*, *102*(3), 188-196.
12. Hegde, N.P., Muralikrishna, I. V., & Chalapatirao, K. V. (2008). Settlement growth prediction using neural network and cellular automata. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, *4*(5), 419-428.
13. Houghton, R.A. (1994). The world-wide extent of land-use change. *Bioscience*, *44*(5), 305-313.
14. Landis, J. D. (1994). The California urban futures model: A new generation of metropolitan simulation models. *Environment and Planning B: Planning and Design*, *21*, 399-420.
15. Li, X., & Yeh, A. G. O. (2000). Modelling sustainable urban development by the integration of constrained cellular automata and GIS. *International Journal of Geographical Information Science*, *14*(2), 131-152.
16. Li, X., & Yeh, A. G. O. (2003). Simulation of development alternatives using neural networks, cellular automata, and GIS for urban planning. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, *69*, 1043-1052.
17. Menard, A., & Marceau, D. (2005). Exploration of spatial scale sensitivity in geographic cellular automata. *Environment and Planning B: Planning and Design*, *32*(5), 693-714.

18. Olson, J.M., Alagarswamy, G., Andresen, J.A., Campbell, D.J., Davis, A.Y., Ge, J., ... Wang, J., (2007). Integrating diverse methods to understand climate-land interactions in east Africa. *Geoforum, 39*, 898-911.
19. Openshaw, S. (1998). Neural network, genetic, and fuzzy logic models of spatial interaction**.** *Environment and Planning,* 30, 1857–1872.
20. Small, C., & Miller, R.B. (1999). *Monitoring the urban environment from space*. Columbia University, Palisades, NY, USA: Lamont Doherty Earth Observatory.